



基于改进VMD的变形特征提取与分析

罗亦泳^{1,2} 姚宜斌² 黄城¹ 张静影¹

1 东华理工大学测绘工程学院,江西 南昌,330013

2 武汉大学测绘学院,湖北 武汉,430079

摘要:变形数据特征提取与分析是建筑物变形预测、预警及机理解释中的关键问题。基于改进变分模态分解算法(improved variational mode decomposition, IVMD)构建变形特征提取及分析新方法。利用样本熵、中心频率比及相关系数确定变分模态分解的 K 值建立IVMD,并应用于仿真信号、桥梁变形特征提取及分析。实验结果表明,IVMD能准确地提取仿真信号中包含的分量信号,各项指标均优于经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)和小波变换方法,理论上验证了IVMD算法的可靠性。IVMD能较为准确地提取桥梁固有频率及阻尼特性参数,并且较好地提取到桥梁受温度变化、多路径效应及其他环境影响引起的变形特征信息,证实了IVMD用于变形特征提取与分析的有效性。

关键词:变分模态分解;样本熵;变形分析;特征提取

中图分类号:P258

文献标志码:A

大型建筑物在建设和运营过程中易受到多种复杂因素的影响,致使建筑物产生不同程度的变形。由于变形过程与变形监测数据获取的复杂性,变形数据具有显著的多尺度、非线性、高噪声特点^[1],基于这些特点,如果直接利用变形数据进行变形预测、预警及机理解释难以达到理想的效果,因此,必须开展变形数据特征提取及分析研究,挖掘变形内在规律,为进一步的变形预测、预警及机理解释提供理论基础。

变形特征提取及分析主要包括:①建筑物振动特性参数提取(固有频率、阻尼比参数);②变形数据中具有特殊意义的分量提取,如各种变形影响因素引起的变形分量提取。这些特征的准确提取可有效提高变形预测、健康评价预警及变形机理解释效果。但由于变形过程与监测数据的复杂性,准确提取变形特征难度较大。当前时间序列数据特征提取及分析方法主要有Kalman滤波、小波分析、经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)等^[2-4]。若采用传统的Kalman滤波或数据平滑的方法对监测数据在时域内进行处理,则无法表示非平稳变形监测信号的频域特征,存在很大的局限性。小波变换作为一种时频分析方法,在时域和频域上都具有良好的局

部化特性,已被广泛用于变形特征的提取^[5-8]。但由于小波分解的基函数是固定的,因此小波分解不是自适应的,分解后得到的各个分量失去了本身的物理意义。针对小波变换的局限性,自适应时频分析方法EMD被应用于变形数据去噪及特征提取,去噪及特征提取精度得到一定的改善^[9-10]。但由于EMD采用递归筛分离运算方式,因此模态混叠、边界效应等一系列问题没有得到很好的解决。综上所述,目前的特征提取方法在精度和可靠性方面还有待提高。

随着信号处理方法的快速发展,Dragomiretskiy等^[11]提出一种新的信号多尺度时频分析处理方法——变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)。VMD将信号分量的获取过程转移到变分框架内,采用一种非递归的处理策略,通过构造并求解约束变分问题实现原始信号的分解。因此,VMD较EMD、LMD(local mean decomposition)能有效避免模态混叠、过包络、欠包络、边界效应等问题,具有较好的复杂数据分解精度及较好的抗噪声干扰等优点。VMD的这些优势使其在机械故障诊断领域得到较为广泛的应用^[12-13]。鉴于VMD算法在多尺度时频分析方面的优点及变形数据的特点,本文利用样本

收稿日期:2018-12-18

项目资助:国家自然科学基金(41861058,41664001);江西省数字国土重点实验室开放研究基金(DLLJ201612)。

第一作者:罗亦泳,博士,副教授,主要从事变形数据处理方法研究。luoyiyong@whu.edu.cn

熵、中心频率比和相关系数改进 VMD, 建立改进变分模态分解(improved variational mode decomposition, IVMD)算法, 应用于变形特征提取及分析, 以提高算法的实用性及可靠性。并利用仿真信号、桥梁索塔变形数据验证了 VMD 方法用于变形特征提取及成因分析的有效性及其可靠性。

1 VMD 基本原理及改进

1.1 VMD 原理

VMD 的分解过程即变分问题的求解过程, 在该算法中, 本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)被定义为一个有带宽限制的调幅-调频函数, VMD 算法的功能便是通过构造并求解约束变分问题, 将原始信号分解为指定个数的 IMF 分量。假设欲将一个信号分解为 K 个 IMF 分量, 则相应的变分问题的构造和求解可概述如下^[11,14]:

1) 通过 Hilbert 变换, 得到每个模态分量

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle \quad (4)$$

式中, α 为二次惩罚因子; $\lambda(t)$ 为拉格朗日乘法算子。其中 α 可在高斯噪声存在的情况下保证信号的重构精度, 通常取拉格朗日算子使得约束条件保持严格性。利用乘法算子交替方向法解决以上无约束变分问题, 通过交替更新 μ_k^{n+1} 、 ω_k^{n+1} 和 λ^{n+1} 寻求扩展拉格朗日表达式的“鞍点”。

1.2 IVMD 算法建立

VMD 对时间序列数据进行特征提取时, 分解模态数 K 值的确定是关键。若 K 小于被处理信号中有用成分的个数, 会造成数据分解不充分; 若 K 大于被处理信号中有用成分的个数, 则会出现过分解现象, 产生虚假分量。VMD 算法在求解中心频率及模态分量的过程中, 中心频率的初值设定对 VMD 分解结果的影响较大, 当前 VMD 研究较少考虑该因素。

针对 VMD 的 K 值确定问题, 本文利用样本熵、中心频率比及相关系数合理确定 VMD 的最优 K 值(用 K_{best} 表示), 较好地解决了 VMD 算法的欠分解及过分解现象, 并有效剔除虚假分量。样本熵能有效地表示时间序列的复杂性, 越复杂的时间序列对应的样本熵越大^[15]。当 VMD 较好地提取到复杂混合信号中包含的有效分量信号时, 有用的 VMD 分量对应的样本熵值较小, 并且

$\mu_k(t)$ 的解析信号, 进而得到其单边频谱:

$$\left[\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right] \cdot \mu_k(t) \quad (1)$$

2) 对各模态解析信号预估一个中心频率 $e^{-j\omega_k t}$, 将每个模态的频谱调制到相应的基频带:

$$\left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot \mu_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \quad (2)$$

3) 计算上述解调信号梯度平方 L^2 的范数, 估计出各模态信号带宽, 受约束的变分问题如下:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| d_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ s.t. \sum_k u_k = f \end{cases} \quad (3)$$

式中, $\{u_k\}$ 代表分解得到的 K 个 IMF; $\{\omega_k\}$ 表示各模态对应的中心频率。

为了求解该约束性变分问题, 引入二次惩罚因子 α 和拉格朗日乘法算子 $\lambda(t)$, 将约束性变分问题变为非约束性变分问题。扩展的拉格朗日表达式如下:

相邻分量的样本熵有显著差异, 噪声分量的熵值通常相对较大。当 VMD 出现过分解现象时, 部分相邻分量的样本熵相近。因此, 可利用样本熵的以上特点, 提取有用 VMD 分量及分析是否存在过分解问题。当 VMD 出现过分解时, VMD 分量的中心频率接近。因此, 可利用相邻中心频率比作为过分解的一个指标, 通常将中心频率比大于 0.9 作为过分解判定标准。利用相关系数可有效分析分量与原始信号的相关性, 进而可利用相关系数判定 VMD 分量是否为有用分量及噪声分量, 通常将相关系数小于 0.1 作为虚假分量及噪声分量剔除标准。对原始信号进行频谱分析, 提取能值较为显著的频率作为 VMD 算法的部分中心频率初值, 可提高 VMD 的分解效率及精度。基于以上方法, 本文建立的 IVMD 算法工作流程如图 1 所示。

2 仿真信号特征提取

为了验证 IVMD 算法的数据特征提取能力及其 K 值确定的有效性, 设计了两种仿真信号进行验证。仿真信号 1 验证 IVMD 对加噪声间断信号的特征提取能力, 仿真信号 2 模拟变形数据, 验证 IVMD 在噪声干扰下对周期性变化成分的提

取能力。将IVMD分解结果与小波分解(wavelet decomposition, WD)算法、EMD分解进行对比分析,验证IVMD算法特征提取的有效性及其可靠性。

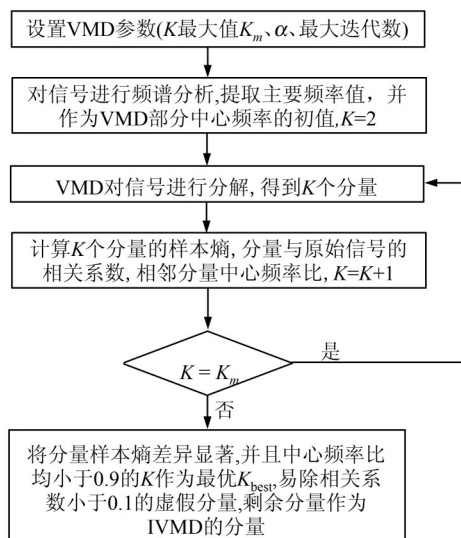


图1 IVMD建模流程图

Fig.1 Flowchart of IVMD Algorithm Modeling

2.1 仿真信号1的VMD分解及分析

采用式(5)合成信号 y ,信号的采样频率为1 000 Hz,并在合成信号上添加信噪比为8的高斯白噪声构成仿真信号1(用 y' 表示)。 y' 包括间断信号成分 y_3 ,并且包含噪声干扰,可有效验证特征提取方法的抗噪声干扰及间断成分提取能力,具体如图2所示。

$$\begin{cases} y_1 = 7\cos(10\pi t) \\ y_2 = 3\sin(100\pi t) \\ y_3 = \begin{cases} 0, & t \leq 0.75 \\ 5\sin(500\pi t - 50\pi), & t > 0.75 \end{cases} \\ y = y_1 + y_2 + y_3 \end{cases} \quad (5)$$

确定 $K_{\text{best}} = 3$, IVMD的分量为 $\{U_1, U_2, U_3\}$,如图2所示。各分量对应的频谱如图3所示。为了进一步验证IVMD算法特征提取的精度及可靠性,分别用EMD、WD对信号 y' 进行多尺度分解,比较3种特征提取方法的优劣。分别计算3种分解方法提取的有效分量与其理论值的相关系数 R 和均方根误差(root mean square error, RMSE),可定量分析算法的分解精度,具体数据见表1。

由图2可知,IVMD分解结果的端点效应得到有效抑制。各分量的频谱图显示,在噪声的干扰下,IVMD分解结果没有出现模态混淆现象,并且各分量的振幅、频率和理论值非常接近,表明

IVMD方法具有较高的特征提取精度及可靠性,并且具有较好的抗噪能力。利用EMD分解信号 y' ,产生8个模态分量,理论上只有3个模态分量出现明显的模态混淆现象。通过将各模态分量与 y_1, y_2, y_3 对比发现, y_1, y_2, y_3 分别对应EMD的 $\text{imf}_4, \text{imf}_2, \text{imf}_1$ 分量,模态混淆问题严重,出现多个虚假模态,并且端点效应明显,导致RMSE指标较差。小波分析选取正交性较好的db10小波进行3层分解,分解层数与IVMD保持一致。通过比较分析, y_1, y_2, y_3 与小波的 a_3, d_3, d_2 分量对应,并且 a_3, d_3 分量的频谱图出现多个峰值,表明特征分量提取不充分。由表1可知,IVMD的 R 指标略优于EMD,显著优于WD方法;IVMD各分量的RMSE指标显著优于EMD与WD方法,在噪声的干扰下,EMD与WD方法的数据分解精度受到较大影响。因此,表1结果验证了IVMD比EMD、WD方法具有更好的特征提取能力,有效避免了端点响应、模态混淆问题,具有较好的抗噪能力,能准确提取信号中包含的有效成分,并且较为精确地提取到分量的振幅及频率特征信息。

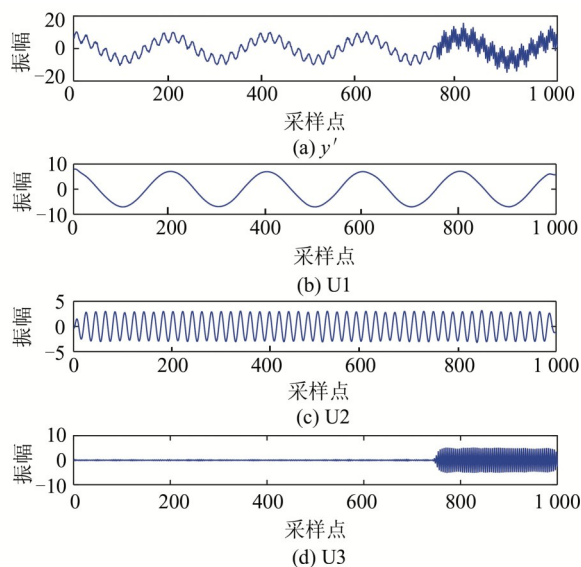


图2 真信号1及IVMD分解结果

Fig.2 Simulation Signal 1 and IVMD Decomposition Results

2.2 仿真信号2分解及分析

采用式(6)合成信号 y ,采样频率为30 Hz,并添加信噪比为8的高斯白噪声 θ 生成仿真信号 y'' ,信号波形如图4所示。 y'' 包含强度较弱的信号 y_3 ,在强噪声干扰下,大大提高了弱信号 y_3 的提取难度,可有效模拟并检验IVMD对强噪声背景下变形数据中的弱变形信号提取能力,具体信

号见图 4。IVMD 确定的最优分解 $K_{\text{best}}=4$, 并获得 y'' 信号的分解分量 $\{U1, U2, U3\}$, 利用相关系数判定 $U4$ 为噪声分量, 分解结果见图 4。

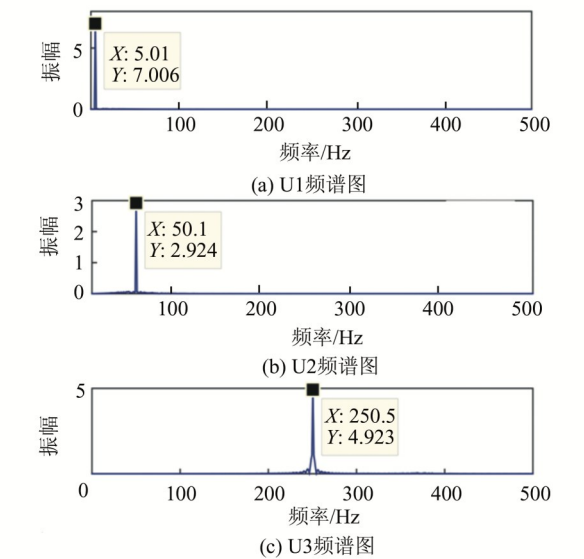


图 3 IVMD 分量频谱图
Fig.3 Spectrogram of IVMD Component

表 1 IVMD、EMD、WD 方法分解精度评价指标 (y')

Tab.1 Decomposition Accuracy Evaluation Indexes(y') of IVMD, EMD, WD Methods

分解方法	对应模态分量	R	RMSE
IVMD	y1—U1	0.999	0.166
	y2—U2	0.995	0.204
	y3—U3	0.992	0.220
EMD	y1—imf4	0.997	0.346
	y2—imf2	0.877	1.036
	y3—imf1	0.982	0.335
WD	y1—a3	0.924	2.056
	y2—d3	0.283	2.035
	y3—d2	0.985	0.281

$$\begin{cases} y1=5\cos(2\pi t/40) \\ y2=2\cos(2\pi t) \\ y3=0.5\cos(7\pi t) \\ y=y1+y2+y3 \end{cases} \quad (6)$$

由图 4 可知, IVMD 准确地提取了 $y1$ 、 $y2$ 成分, 并且 $U1$ 、 $U2$ 与理论值 $y1$ 、 $y2$ 差异非常小。 $U1$ 、 $U2$ 、 $U3$ 分量端点效应影响非常小, 没有出现明显的模态混淆现象。 IVMD 提取到弱信号 $U3$ 成分, 在强噪声 θ 的干扰下, 增加了 $U3$ 与理论值 $y3$ 之间的差异, 其 R 指标为 0.931, RMSE 指标为 0.109 8, 但总体效果较好。 图 5 为弱信号分量 $U3$ 的频谱图。 由图 5 可知, 提取的弱信号 $U3$ 的振幅、频率与其理论值较为接近, 差异主要由于 $y3$

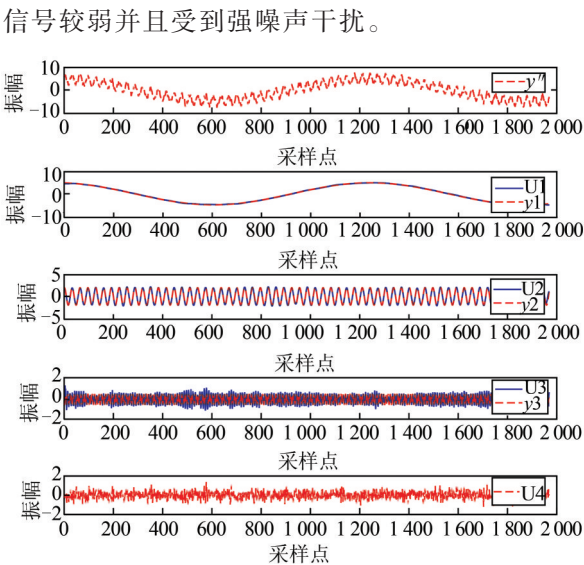


图 4 仿真信号 2 及 IVMD 分解结果
Fig.4 Simulation Signal 2 and IVMD Decomposition Results

利用 EMD、WD 分别分解 y'' 信号, 其 R 指标、RMSE 指标如表 2 所示。 由表 2 可知, IVMD 的 R 指标、RMSE 指标均优于 EMD、WD, 对于弱信号 $y3$, IVMD 受噪声干扰较小, 提取效果明显好于 EMD、WD, 验证了 IVMD 对强噪声干扰下的弱信号提取能力。

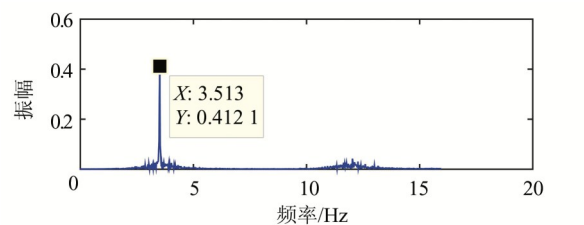


图 5 弱信号分量 $U3$ 的频谱图
Fig.5 Spectrogram of Weak Signal Component $U3$

表 2 IVMD、EMD、WD 方法分解精度评价指标 (y'')

Tab.2 Decomposition Accuracy Evaluation Indexes(y'') of IVMD, EMD, WD Methods

分解方法	对应模态分量	R	RMSE
IVMD	y1—U1	0.999	0.082 6
	y2—U2	0.996	0.114 2
	y3—U3	0.931	0.109 8
EMD	y1—imf7	0.998	0.206
	y2—mf3	0.913	0.586
	y3—imf2	0.698	0.286
WD	y1—a3	0.928	1.435
	y2—d3	0.374	3.585
	y3—d2	0.809	0.214

3 变形特征提取及分析

变形特征提取是将建筑物的变形特征信息从含噪数据中挖掘出来,是提高变形预测、预警精度的有效途径。以苏通大桥为例,分析IVMD方法对变形特征提取的有效性。苏通大桥位于江苏省东部的南通市和苏州(常熟)市之间,该桥梁结构为双塔双索面斜拉桥,于2008年6月30日建成通车,全长8 146 m,主跨长1 088 m,主索塔高300.4 m。大桥位于长江下游,每年都会经历长时间的台风期,昼夜温差比较大,各种因素对桥梁的变形产生了较大影响。本文选取北塔X坐标方向(南北方向)采样频率为1 Hz的4 500个全球定位系统(Global Positioning System, GPS)变形监测数据作为案例1。由奈奎斯特定律可知,1 Hz的GPS桥梁索塔变形数据可有效分析0~0.5 Hz的桥梁震动特性,可用于提取桥梁的固有频率及阻尼比特性。选取北塔X坐标方向30 s采样率的14 400个GPS变形监测数据作为案例2,用于提取由温度和其他外界因素引起的变形分量。为避免直流分量干扰分解,实验前先对所有数据进行零均值化处理。

3.1 案例1(桥梁动态特性提取:固有频率、阻尼比参数的提取)

固有频率、阻尼比参数是桥梁健康诊断与预警的核心指标,是变形特征的关键参数。案例1以苏通大桥北索塔X方向的变形时间序列为例,提取固有频率(也叫自振频率)、阻尼比参数,X方向的变形时间序列如图6(a)所示,对应的频谱图如图6(b)所示。从图6(b)中可以看到,GPS监测序列中周期成分的频率主要集中在低频部分,其频率范围为0~0.05 Hz(红框所示),其他频段无明显突出峰值,说明桥梁振动信号完全被噪声所湮没,从原始信号中无法直接分析桥梁的振动特性。

IVMD对GPS变形监测数据进行分解,得到3个变形分量,具体分解结果见图7。由图7可知,IVMD将变形数据分解成3个分量,并且U1、U2、U3的频率不存在重复,有效避免了模式混淆问题。U1的频率范围在0~0.05 Hz,属于低频部分,并且能值较高。U2主要包括静态、准静态和多路径效应3部分,主要由风荷载、环境温度变化及观测环境引起的多路径效应引起,其频率范围在0.12~0.23 Hz,并且频谱在0.17 Hz附近有明显的峰值。根据高层建筑结构的基本自振

规律(自振周期单位为s,范围为 $[0.05 \sim 0.1] \cdot N$, N 是建筑物的层数)可计算苏通大桥索塔(高约306 m, $N \approx 102$)的自振频率为0.1~0.2 Hz^[7],因此U2属于桥梁自振部分。U3频率在0.26~0.4 Hz,并且能量较小,频谱没有明显的峰值,因此属于随机噪声。

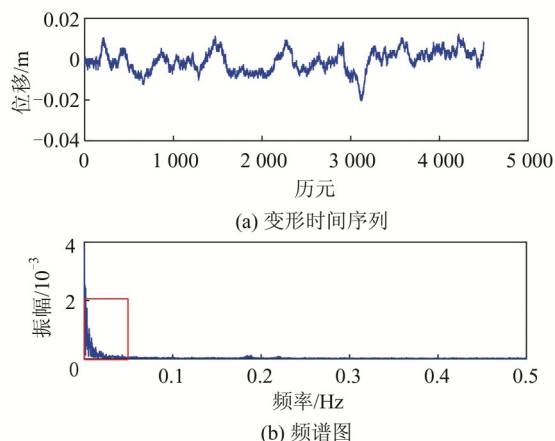


图6 案例1中X方向变形时间序列及其频谱图
Fig.6 X Deformation Time Series and Its Spectrogram of X-Direction in Case 1

U2属于自振部分,从中提取固有频率及阻尼比是桥梁健康诊断及预警的关键。利用ITD (the Ibrahim Time Domain Technique)技术可有效估算U2分量的固有频率及阻尼比,确定固有频率为0.17 Hz,阻尼比为2.15%,和当前相关的研究成果较为吻合,验证了IVMD方法提取桥梁固有频率与阻尼比的有效性。当数据采样频率更好时,可有效提取更多阶次与方向的固有频率与阻尼比参数,可用于桥梁健康诊断及预警。

3.2 案例2(变形分量提取及成因分析)

桥梁的变形分量提取及成因分析可用于变形预测及机理解释。案例2中采用北塔X方向5 d的GPS变形监测时间序列,如图8所示。由图8可知,变形数据具有显著日周期及趋势项。为了准确提取日周期及趋势项,并且保证其光滑性,IVMD的 $K=15$,将U1作为日周期及趋势项,其频谱峰值在1 d附近,U1分量曲线图如图9所示。U1为桥梁受温度及日照影响的变形分量,显示出显著的日周期。当太阳照射大桥南面时,南面混凝土与北面混凝土温差不断增大,这种温差将导致大桥南面混凝土膨胀,北面混凝土收缩,从而使索塔产生扭转变形。进一步观察位移曲线,可发现位移变化的峰值出现在每天16:00左右(图9中红圈标示),而气温一般在14:00达到最高。产生滞后效应的原因是由于桥梁体积庞大,温度在

桥梁内部传递需要一段时间。因此,IVMD 能有

效提取到桥梁变形的温度分量。

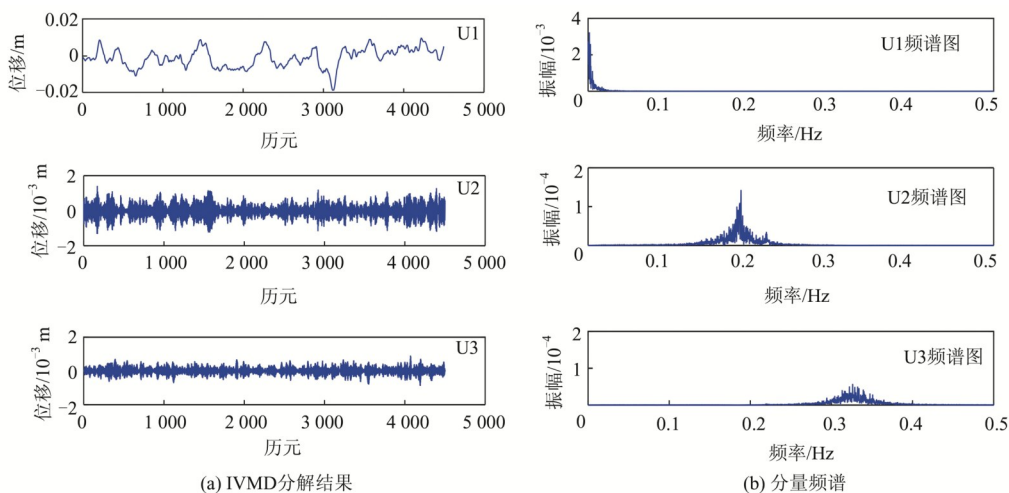


图 7 案例 1 中 X 方向 IVMD 分解结果及对应分量的频谱图

Fig.7 IVMD Decomposition Results and Corresponding Spectrograms of X-Direction in Case 1

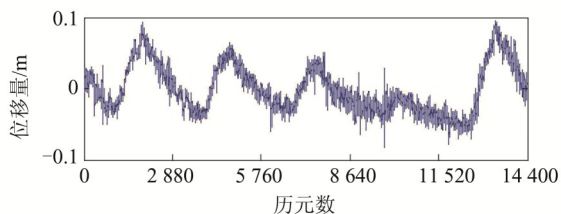


图 8 X 方向变形时间序列

Fig.8 Deformation Time Series of X-Direction

为了进一步分析多路径效应及水流冲击、风荷载(脉动风)等的影响,分别截取前 3 天 IVMD 的 U2 分量,如图 10 所示。第 1 天与第 2 天的 U2 分量之间的相关性为 0.72,第 2 天与第 3 天的 U2 分量之间的相关性为 0.76。根据多路径效应具有周日重复性的特征,即在环境变化不大的前提下,相邻两天的多路径效应相关性较大。因此,U2 分量主要是由多路径效应引起。其余分量之间的相关性都小于 0.05,并且频率较低,可能主要受到水流冲击、风荷载(脉动风)等环境的综合影响,导致桥梁产生这些变形分量。

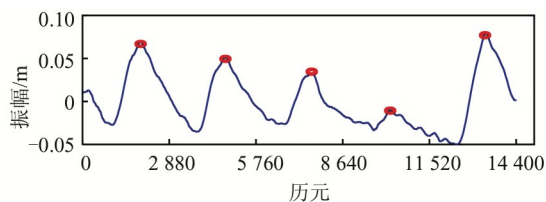


图 9 U1 分量曲线图

Fig.9 U1 Component Curve

4 结 语

本文利用样本熵、中心频率比及相关系数

确定 VMD 的最优 K 值,建立 IVMD 算法。两个仿真信号特征提取实例表明,在噪声干扰下,IVMD 能有效地提取到间断信号分量及弱信号分量,并且提取的所有分量和其理论值十分接近,端点效应及模态混淆问题得到有效抑制,验证了 IVMD 用于数据特征提取具有较好的精度。

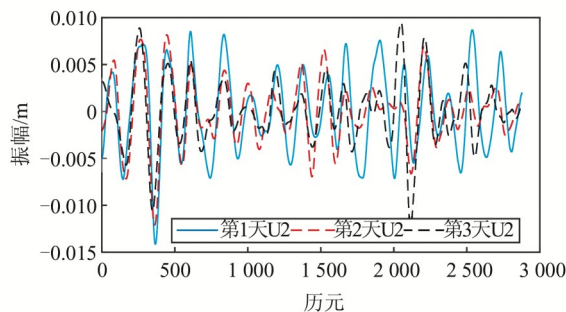


图 10 U2 分量前 3 天曲线图

Fig.10 U2 Component Curve for the First Three Days

IVMD 算法从 GPS 变形监测数据中能有效提取桥梁索塔振动特性(固有频率、阻尼比),并与相关文献的研究结果吻合度较好。IVMD 较为准确地提取了桥梁索塔温度变化、多路径效应及其余变形分量等特征信息,证实了 IVMD 用于变形特征提取及分析具有较好的有效性及可靠性。

参 考 文 献

- [1] Zhang Zhenglu, Pan Guorong, Li Guangyun. Engineering Surveying [M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2005(张正禄,潘国荣,李广云.工程测量学

- [M]. 武汉:武汉大学出版社, 2005)
- [2] Lin L, Hongbing J. Signal Feature Extraction Based on an Improved EMD Method[J]. *Measurement*, 2009, 42(5):796-803
- [3] Kuang Cuilin, Dai Wujiao. Measurement of Wind-Induced Vibration of Tall Buildings Using GPS and Wavelet Application[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2010, 35(9):1 024-1 028(匡翠林,戴吾蛟. GPS监测高层建筑风致振动变形及小波应用[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2010, 35(9):1 024-1 028)
- [4] Wang Xiaolei, Zhang Qin, Zhang Shuangcheng. Periodic Oscillation Analysis of GPS Water Vapor Time Series Using Combined Algorithm Based on EMD and WD[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(4):620-628(王笑蕾,张勤,张双成. 基于EMD和WD联合算法的GPS水汽时间序列的周期性振荡分析[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(4):620-628)
- [5] Li Zongchun, Deng Yong, Zhang Guanyong, et al. Deformation Measurement of Abnormal Data in the Wavelet Transform to Determine the Best Series[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(3):285-288(李宗春,邓勇,张冠宇,等. 变形测量异常数据处理中小波变换最佳级数的确定[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2011, 36(3):285-288)
- [6] Gao J X, Hong H U, Liu F, et al. Signal Extraction for GPS Deformation Monitoring in Mining Survey[J]. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 2014, 24(12):3 949-3 954
- [7] Xu Chang, Yue Dongjie. Ambient Vibration Test of High Pylon Based on RTK-GPS Technology[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2010, 29(3):134-210(许昌,岳东杰. 基于RTK-GPS技术的高索塔振动试验与分析[J]. 振动与冲击, 2010, 29(3):134-210)
- [8] Mao Jianxiao, Wang Hao, Xun Zhixiang. Comparison Study on Modal Parameter Identification of Large Span Cable Stayed Bridge with Time-Frequency Method[J]. *Journal of Tongji University (Natural Science Edition)*, 2016, 44(7):996-1 001(茅建校,王浩,荀智翔. 大跨度斜拉桥模态参数识别时频方法对比研究[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2016, 44(7):996-1 001)
- [9] Xu Jia, Huang Shengxiang, Ma Fenghai. The Dynamic Characteristics Analysis for the Large Bridge Based on the Improved Hilbert-Huang Transformation[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2010, 35(7):801-805(徐佳,黄声享,麻凤海. 基于改进HHT理论的大型桥梁动态特性分析[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2010, 35(7):801-805)
- [10] Lu Chenlong, Kuang Cuilin, Yi Zhonghai, et al. Singular Spectrum Analysis Filter Method for Mitigation of GPS Multipath Error[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(7):924-931(卢辰龙,匡翠林,易重海,等. 奇异谱分析滤波法在消除GPS多路径中的应用[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2015, 40(7):924-931)
- [11] Dragomiretskiy K, Zosso D. Variational Mode Decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3):531-544
- [12] Wu Yingjie. Research on Fault Diagnosis of Wind Turbine Transmission System Based on Variational Mode Decomposition [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2016(武英杰. 基于变分模态分解的风电机组传动系统故障诊断研究[D]. 北京:华北电力大学, 2016)
- [13] Jia Yafei, Zhu Yongli, Wang Liuwang, et al. Feature Extraction and Classification of Partial Discharge Signals in Transformer Insulation Based on VMD and Multi-Scale Entropy[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2016, 31(19):208-217(贾亚飞,朱永利,王刘旺,等. 基于VMD和多尺度熵的变压器内绝缘局部放电信号特征提取及分类[J]. 电工技术学报, 2016, 31(19):208-217)
- [14] Tang Guiji, Wang Xiaolong. Parameter Optimized Variational Mode Decomposition Method with Application to Incipient Fault Diagnosis of Rolling Bearing[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2015, 49(5):73-81(唐贵基,王晓龙. 参数优化变分模态分解方法在滚动轴承早期故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(5):73-81)
- [15] Xie H B, He W X, Liu H. Measuring Time Series Regularity Using Nonlinear Similarity-based Sample Entropy[J]. *Physics Letters A*, 2008, 372(48):7 140-7 146

Deformation Feature Extraction and Analysis Based on Improved Variational Mode Decomposition

LUO Yiyong^{1,2} YAO Yibin² HUANG Cheng¹ ZHANG Jingying¹

1 School of Geodesy and Geomatics Engineering, East China University of Technology, Nanchang 330013, China

2 School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Deformation data feature extraction and analysis is a key issue to be solved in building deformation prediction, early warning and mechanism interpretation. For this reason, An improved variational mode decomposition algorithm (IVMD) is established to construct a new method of feature extraction and analysis of deformation data. The K value of variational mode decomposition is determined by sample entropy, center frequency ratio and correlation coefficient to establish improved variational mode decomposition, and the new algorithm is tested by simulation signal and bridge deformation monitoring data. The results show that IVMD can accurately extract the component signals contained in the simulation signals, and its correlation coefficient (R) and root mean square error (RMSE) indexes are superior to empirical mode decomposition (EMD) and wavelet transform methods. The reliability of IVMD algorithm is verified theoretically. Based on IVMD, the natural frequency and damping characteristic parameters of the bridge can be extracted accurately, and the deformation characteristic information of the bridge caused by temperature change, multi-path effect and other environmental impacts can be extracted well, which confirms the validity of IVMD in feature extraction and analysis of deformation monitoring data.

Key words: variational mode decomposition; sample entropy; deformation analysis; feature extraction

First author: LUO Yiyong, PhD, associate professor, specializes in deformation data processing method. E-mail: luoyiyong@whu.edu.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China(41861058, 41664001); the Open Research Fund Program of Key Laboratory for Digital Land and Resources of Jiangxi Province(DLLJ201612).

引文格式: LUO Yiyong, YAO Yibin, HUANG Cheng, et al. Deformation Feature Extraction and Analysis Based on Improved Variational Mode Decomposition[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(4): 612-619. DOI: 10.13203/j.whugis20180286 (罗亦泳, 姚宜斌, 黄城, 等. 基于改进 VMD 的变形特征提取与分析[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, 45(4): 612-619. DOI: 10.13203/j.whugis20180286)